数据生命周期视角下的医疗健康大数据资产化影响因素研究
——基于 Fuzzy-DEMATEL-ISM 方法的实证分析*

翟运开[1,2,3]，刘冰琳[1]，王宇*[1,3]
[1]郑州大学管理学院　郑州　450001
[2]郑州大学第一附属医院　郑州　450052
[3]互联网医疗系统与应用国家工程实验室　郑州　450052

摘要：[目的/意义]当前国内外医疗健康数据资产化进展缓慢，严重影响了国家医疗健康大数据战略的落地和产业发展，找到影响医疗健康大数据资产化的关键影响因素并针对性提出对策，对挖掘医疗健康大数据的潜在价值具有重要意义。**[方法/过程]**本文首先基于文献分析法与专家访谈法联合识别出医疗健康大数据资产化的影响因素，然后基于Fuzzy-DEMATEL-ISM 方法识别因素排序和因素间的关联关系，最后基于影响因素的分析结果提出医疗健康大数据资产化的促进策略。**[结果/结论]**研究发现，医疗健康大数据资产化受数据采集、数据存储、数据处理、数据管理、数据应用、相关环境共 6 个维度 23 个因素的影响，其中数据共享、数据交易等 4 个因素是医疗健康大数据资产化最直接的影响因素，标准管理、隐私保护等 11 个因素是连接底层与顶层的关键因素，技术支持、数据集成等 8 个因素是医疗健康大数据资产化的根源性影响因素。基于研究结论，围绕相关环境从医疗健康大数据生命周期的五个维度提出促进医疗健康大数据资产化的建议。
关键词：医疗健康大数据　数据资产化　数据生命周期　Fuzzy-DEMATEL-ISM 方法
分类号：G203

1 引言

医疗健康大数据是指在人们疾病防治、健康管理等过程中产生的与健康医疗相关的数据[1]。除了具有大数据的 5V 特征外[2]，医疗健康大数据还具有权属模糊的法律属性、高价值的经济属性、社会联动性的社会属性、高敏感的人文属性等复杂属性。医疗健康大数据作为国家重要的战略资源[3]，对其进行分析并挖掘数据价值，能够提高医疗服务的效率，实现医疗资源的优化配置，提升医疗行业的生产力。数据资产化是医疗健康大数据价值发挥的关键瓶颈，也是解决数据资产确权、数据价值评估、数据再利用等问题的关键所在。医疗健康大数据资产化能实现对大数据的有效开发利用，并产生对社会、医疗机构及医药与大数据相关产业的支撑作用。面对数量巨大的医疗数据，如何实现数据的资产化并挖掘潜在的数据价值是亟需解决的问题。

“数据资产”一词于 1974 年由 Peters 提出，由信息资源和数据资源的概念演化而来[4]。关于数据资产概念的界定目前还没有达成共识，本文引用《数据资产管理实践白皮书（5.0版）》中“数据资产”的概念，“数据资产是指由企业合法拥有或控制的、可进行计量或交易的、能够为企业直接或间接带来未来经济利益的、以物理或电子方式记录的数据资源。”“数据资产化”就是将数据变成可用资产的过程[5]。目前国内外学者对数据资产化的研究集中在理论层面，包括相关概念的界定[6][7][8]、数据资产价值实现[9][10]、数据交易[11]等方面。张鹏等[8]基于现状分析和理论探讨对政务数据的资产属性、权属原则和定价方法等基础理论问题进行研究。Chen 等[10]提出了衡量电力数据资产价值的五个维度，包括粒度、活跃性、多维性、应用价值和风险价值，并用熵权法与 TOPSIS 方法计算数据资产价值。由于电力数据类的敏感数据存在因可复制而易被滥用等问题，王柯元等[11]设计了基于区块链技术的电

*本文系国家社会科学基金项目“医疗大数据资产管理模式与再利用机制研究”（项目编号：21BTQ053）。
作者简介：　翟运开（ORCID：0000-0002-1608-4953），教授，博士，博士生导师；刘冰琳（ORCID：0000-0002-5222-0641），硕士研究生；王宇（ORCID：0000-0001-9540-0039），讲师，博士，通讯作者，E-mail：ywang@zzu.edu.cn。

力数据资产化及交易系统。可以看出，已有文献缺少对数据资产化影响因素的研究，以医疗健康大数据资产化为研究对象的也较少，医疗健康大数据资产化管理发展相对缓慢。

针对数据资产化的路径，部分学者研究了数据资产化的过程。李锦狄等[12]以电网数据资产化为例，给出了数据资产化过程可分为标准化、隐私评级、加工处理、成果封装四个阶段。纪婷婷等[13]将数据资产化过程分成建立行业共识、数据加工处理、数据包封装三大阶段。也有部分学者基于数据资产化过程中的某一方面进行讨论。如 Hariri 等[14]通过对比传统数据技术与人工智能技术，分析了数据挖掘的流程。尤建新等[15]提出了数据资产质量评估的框架，为数据资产质量评估提供了参考模型。尽管已有研究针对数据资产化过程或部分过程进行了讨论，但不同学者对数据资产化过程有不同的理解，尚未形成明确规范的资产化过程模型，尤其没有医疗健康大数据资产化过程相关的理论指导和实施路径。

根据文献研究发现，目前对于医疗健康大数据资产化影响因素的研究存在以下两点缺失：①在研究对象上，现有的研究重点集中于政务数据和电力数据资产化，缺乏对医疗健康大数据资产化的研究。而医疗健康大数据与政务数据和电力数据相比有其独特性，如医疗健康大数据涉及高度敏感性的群众隐私信息[16]；数据包括纯数据、图像、声音等多种形态。因此已有研究框架和结论不能直接应用于医疗健康大数据的资产化。②在数据资产化影响因素方面，没有规范的医疗健康大数据资产化过程相关理论，现有文献也很少研究数据资产化过程的影响因素。而数据资产化是实现数据价值发挥的关键前提，目前尚缺乏成熟的理论指导、技术工具和实施路线，因此研究数据资产化过程的关键影响因素并提出相应促进策略具有重要意义。

综上所述，本文聚焦于医疗健康大数据资产化影响因素这一问题，通过文献分析法和专家访谈法，构建医疗健康大数据资产化影响因素体系；然后结合模糊决策实验室分析法（Decision-making Trial and Evaluation Laboratory，DEMATEL）与解释结构模型（Interpretive Structure Modeling，ISM），识别出医疗健康大数据资产化的关键影响因素及因素间的层次结构；最后根据分析结果提出实现医疗数据价值的对策建议，为促进医疗健康大数据资产化提供实际意义上的参考。

2 医疗健康大数据资产化的影响因素模型构建

本研究通过文献分析法，基于医疗健康大数据生命周期和医疗健康大数据资产化的内外部环境，梳理出医疗健康大数据资产化影响因素的维度为数据采集、数据存储、数据处理、数据管理、数据应用及相关环境，初步确定医疗健康大数据资产化的具体影响因素，然后通过专家访谈法综合各专家意见，确定最终的医疗健康大数据资产化影响因素，以便后期识别关键影响因素、分析各影响因素间的关系结构。

2.1 医疗健康大数据生命周期

数据生命周期理论是在信息生命周期理论的基础上发展而来的，国内外学者对数据生命周期的研究更多的是研究其内涵，指出数据生命周期是从数据产生到消费阶段完整的数据生命框架[17]。

目前国内外学者已经将数据生命周期理论应用于各个领域。肖瑗等[18]以生物医疗大数据生命周期为基础，对采集、存储、访问、应用、共享、销毁这些阶段的隐私安全进行规范。吴丹等[19]通过分析可穿戴设备医疗健康数据生命周期各个阶段的内容，结合可穿戴设备的特性和数据的来源，构建以可穿戴设备为载体的医疗健康数据生命周期模型，包括获取、传输、集成、交互、反馈等内容。可以看出，目前为数不多的以医疗数据为主体的数据生命周期模型中，多是研究某一部分或某一来源的医疗数据，而数据生命周期的研究更多集中在科研数据、政府数据等其他数据上[20]-[22]。Michener 等[20]提出科学数据生命周期模型是一个环形的循环结构，其中每个循环包括制定管理计划、收集数据、确认数据、描述数据、保存数据、发现、整合和分析。Attard 等[21]提出了涵盖数据建模、发布、发现与集成四个中心阶段

的开放政府数据的数据生命周期循环模型。曹秀丽等[22]从科研活动数据产出和应用的视角出发，创建了涵盖“数据管理计划—数据收集—数据分析—数据出版—数据保存—数据共享—数据再利用”七个阶段的数据生命周期模型。根据文献研究发现，不同领域数据生命周期中的大多阶段是相同的。

由于目前关于医疗健康大数据生命周期的研究较少，因此本文结合其他领域数据生命周期的阶段划分以及医疗数据价值链[23]，将医疗健康大数据生命周期划分为数据采集、数据存储、数据处理、数据管理及数据应用，并使数据应用阶段产生的新数据进入下一个循环使用。在医疗健康大数据生命周期的各个阶段中，内外部环境为整个数据生命周期提供了数据交流的场所和空间。

2.2 医疗健康大数据资产化影响因素

根据以上关于医疗健康大数据生命周期的分析，最终确定了医疗健康大数据资产化影响因素的维度，包括数据采集、数据存储、数据处理、数据管理、数据应用及相关环境。本文主要采用文献分析法与专家访谈法相结合的方法识别医疗健康大数据资产化的影响因素。

首先，在医疗健康大数据资产化影响因素的初步识别中，考虑现有的医疗数据生命周期以及其他领域的数据生命周期。本文选取中国知网 CNKI 作为文献检索数据库。在 CNKI 数据库中选择高级检索，以“数据生命周期”为关键词，期刊来源类别限定为中国社会科学引文索引（CSSCI）以及北大核心，时间跨度为 2018 年到 2022 年，剔除会议通知以及相关度较低条目，最后得到 50 条有效记录。然后使用 NVIVO 软件进行统计分析，初步整理得到医疗健康大数据生命周期各阶段的影响因素，并标出了代表性文献来源，见表 1。

表 1 基于文本分析的医疗健康大数据资产化影响因素

维度	影响因素	文献来源
数据采集	数据来源；数据标准；平台/工具标准	李晗[24]；黄静等[25]；张帆等[26]
数据存储	数据分类分级；数据安全；隐私保护	汪火明等[27]；肖瑷等[18]
数据处理	数据清洗；数据集成；数据变换；数据分析	张帆等[26]；江洪等[28]；陆莉等[29]；曹秀丽等[22]
数据管理	数据质量；成本管理；运营管理	张帆等[26]；汪火明等[27]；江洪等[28]；黄倩倩等[30]
数据应用	数据共享；数据交易；市场供需；数据权属权益	李晗[24]；张帆等[26]；肖瑷等[18]；黄倩倩等[30]
相关环境	制度保障；支撑工具；技术支持；人才队伍	李晗[24]；肖瑷等[18]；吴文臣等[31]

随后，为了提高所列影响因素的可靠性，采用专家访谈法就各因素对医疗健康大数据资产化的影响程度进行评定。结合我国医疗健康大数据资产化的现状，根据医疗健康大数据的特征对表 1 列出的影响因素进行解释，并生成问卷。然后通过电子邮件与线上会议的形式分别访问了在医疗健康领域有多年工作或科研经验的 13 位专家，其中包括医院信息管理人员 6 位以及医疗健康大数据技术专家 7 位，利用专家们的意见对影响因素进行删减与补充，并辨析每个因素的概念。在对影响因素进行整理时遵循了以下原则：①充分全面性原则，即所确定的影响因素要尽可能全面，并且不存在明显的交叉；②代表性原则，即最终确定的影响因素要具有一定代表性；③少数服从多数原则，即影响因素的选取需要一半以上的专家认同。经过两轮专家访谈，专家对影响因素的定义、分类和修正意见趋于一致。根据调研结果整理出专家意见表见表 2，最终确定 23 个影响医疗健康大数据资产化的因素，如表 3 所示。

表 2 专家访谈法专家意见

修正意见	理由
“数据标准”与“平台/工具标准”合并为“标准管理”	都属于标准管理，整个数据资产化过程都需要考虑，应归入数据管理维度。
调整“数据质量”	收集缺失、前后不一致的数据会增加存储成本。数据质量好坏影响数据价值。
增加“数据采集方法”	数据采集是一切数据应用的起点。如果数据采集没有做好，后边想要弥补需要花费很大代价。
增加“数据可视化”	数据的处理结果的直观展示，更容易发现大量数据的规律。
增加“科普宣传”	通过科普宣传让更多人了解医疗健康大数据的内涵、价值、处理流程、法律法规等知识。

表 3 医疗健康大数据资产化影响因素

维度	影响因素	因素解释
A1 数据采集	B1 数据来源	医疗健康大数据的来源，包括患者就医、医疗设备、生化分析、生物组学、医药企业、科研平台、可穿戴设备、医疗类平台、医疗类 APP 等。
	B2 数据采集方法	包括传感器采集、录入、导入、接口等。
	B3 数据质量	医疗健康大数据的完整性、时效性、准确性、一致性、及时性等。
A2 数据存储	B4 数据分类分级	对医疗健康大数据进行分类分级存储，按照内容、来源、作用、数据类型等分类，按重要性分级，并构建合理完整的数据索引。
	B5 数据安全	通过数据加密、数据容灾和备份、防火墙、防篡改、电子签名、身份认证、访问权限等技术保护医疗健康大数据的安全。
	B6 隐私保护	遵循《个人信息保护法》对涉及姓名、身份证号、电话等用户隐私的信息加以保护。
A3 数据处理	B7 数据清洗	对数据进行审查和校验的过程，包括检查医疗健康大数据一致性、处理无效值和缺失值、数据精简、数据整合等。
	B8 数据集成	在保障数据安全和完整性前提下，将多源数据或异构数据逻辑地或物理地集成到一个统一的数据集合中。
	B9 数据变换	通过数据规范化、离散化和概念分成产生等处理方法，将医疗健康大数据从一种表现形式变为另一种表现形式的过程。
	B10 数据分析	把隐藏在医疗健康大数据中的有用信息和知识进行挖掘和提炼，寻找数据之间的关联关系与规律。
	B11 数据可视化	通过数据可视化进行数据的展示和信息传递的能力。
A4 数据管理	B12 成本管理	医疗健康大数据的运维成本（数据存储、数据整合、数据维护）、管理成本（人力成本、间接成本）、建设成本（数据规划、数据采集、数据核验）、资源成本（硬件设备建设成本）等。
	B13 运营管理	使用各种规章制度、目标管理、ISO9000 质量管理标准体系等进行一系列数据管理活动，设置各类数据访问权限，并持续跟踪和分析医疗健康大数据的流通情况。
	B14 标准管理	包括元数据、参考数据、主数据、数据传输、存储等相关标准；对数据设备兼容性、不同类型的数据库的功能和性能要求等平台和工具标准进行规范。
A5 数据应用	B15 数据共享	将原始数据或数据处理后的数据集中起来供医疗健康机构内部使用，应用到临床实验、药物分析、医疗绩效、风险预测等各个领域。
	B16 数据交易	医疗健康机构与其他主体之间达成合意将医疗健康大数据以产品或服务的形式进行价值交换以满足不同主体需求的行为。
	B17 市场供需	数据资源供给方能够提供的医疗健康大数据资源数量；数据资源需求方对医疗健康大数据资源愿意且能够购买的数量。

续表 3

维度	影响因素	因素解释
	B18 数据权属权益	医疗健康大数据属于谁的问题，及数据交易过程中的收益分配问题。
A6 相关环境	B19 制度保障	数据资产化过程中相关的法律法规和政策的制定，防止操纵市场、欺诈等非法行为。
	B20 软硬件设施	医疗健康大数据资产化过程中的典型工具，包括支撑数据收集、管理等过程的硬件设备；数据存储类有数据库、数据仓库等；数据处理类有数据分析平台、文本和图像分析类工具等；数据决策应用类有数据中台、商业智能 BI 等。
	B21 技术支持	医疗健康大数据资产化过程中使用的技术，包括数据传输、数据加密、身份认证、数据脱敏、数据计算分析等技术。
	B22 人才队伍	从事医疗健康大数据相关领域的人才储备及其专业性。
	B23 科普宣传	医疗健康大数据的内涵、价值、处理流程、应用领域、法律法规、知识产权、技术方法等宣传教育。

3 研究设计

3.1 理论定义

DEMATEL 方法是一种研究复杂系统内决策问题诸要素之间因果关系的系统分析方法，能够充分利用专家经验和知识对复杂结构系统中各因素之间的相互关系进行评判，通过影响因素矩阵的转化与计算，识别和分析出复杂系统中的关键影响因素[32]。ISM 模型是现代系统工程中一种以定性研究为主的方法，把复杂系统分解为若干个存在层次关系的简单子系统，从而简化复杂系统[33][34]。

传统 DEMATEL 方法需要专家基于经验和知识利用精确数值表示各因素之间的影响程度，但是专家存在个体差异过大、思维主观性等问题[35]。因此，本文在 DEMATEL 方法的基础上引入了模糊集理论（Fuzzy Set Theory）弱化专家打分的精确性与主观性对因素相互影响关系的评判。由于 DEMATEL 方法只能得出某一因素在影响因素系统中的重要程度，但是不能明确各因素之间的内在结构与逻辑[35]；而 ISM 方法擅长表达因素间的结构关系，但对因素间的影响关系程度解释不足[36]，因此本文进一步结合 DEMATEL 方法与 ISM 方法，形成 Fuzzy-DEMATEL-ISM 方法。

3.2 Fuzzy-DEMATEL-ISM 综合建模步骤

本研究前期通过文献分析法与德尔菲法，构建出医疗健康大数据资产化影响因素体系，然后拟通过 Fuzzy-DEMATEL 方法识别出医疗健康大数据资产化的关键影响因素，最后通过构建 ISM 模型对医疗健康大数据资产化各影响因素进行系统化、层次化研究，明晰各影响因素的作用机制。本文的研究思路和具体实施步骤如图 1 所示。

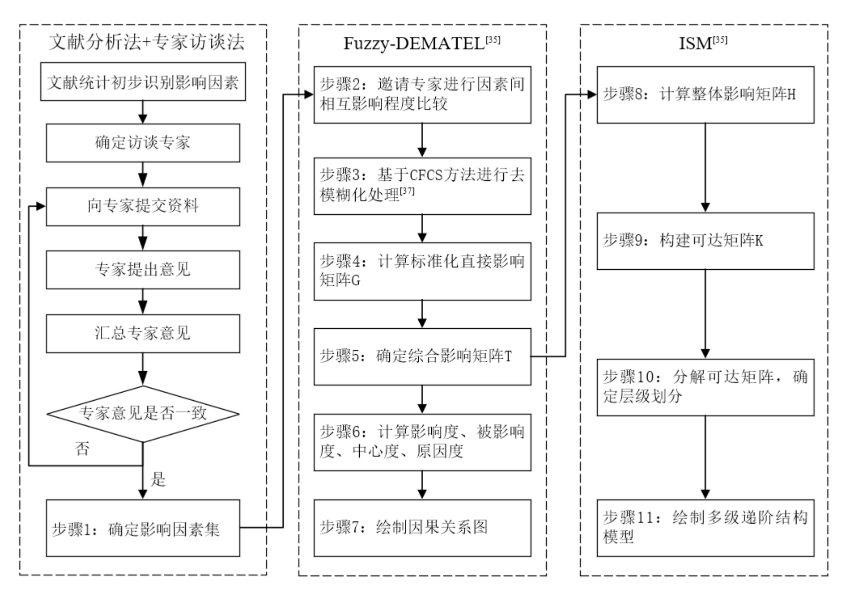


图 1 研究思路与具体实施步骤

4 实证分析

4.1 基于 Fuzzy-DEMATEL-ISM 的影响因素分析

为了进一步识别医疗健康大数据资产化影响因素的相互关系以及因素间的关系结构，根据群体决策最佳人数选择，邀请了 6 位医疗健康大数据相关专家对影响因素之间的相互影响程度进行打分。对打分结果进行汇总整理，将评分结果转化为三角模糊数，再根据 CFCS 方法对数据进行去模糊化处理得到直接影响矩阵，然后利用 MATLAB 2018b 软件进行数据处理，得到综合影响矩阵 T，见表 4。

表 4 综合影响矩阵 T

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11
B1	0.125	0.237	0.263	0.233	0.244	0.254	0.205	0.211	0.213	0.229	0.219
B2	0.165	0.194	0.262	0.244	0.270	0.273	0.217	0.231	0.220	0.228	0.218
B3	0.156	0.228	0.226	0.234	0.256	0.263	0.223	0.234	0.232	0.246	0.222
B4	0.149	0.240	0.282	0.203	0.282	0.287	0.226	0.240	0.232	0.241	0.238
B5	0.133	0.209	0.216	0.185	0.187	0.247	0.163	0.172	0.167	0.171	0.165
B6	0.134	0.200	0.227	0.187	0.242	0.195	0.161	0.177	0.169	0.173	0.167
B7	0.162	0.257	0.299	0.261	0.282	0.293	0.191	0.253	0.244	0.265	0.258
B8	0.155	0.248	0.293	0.252	0.280	0.280	0.223	0.197	0.246	0.260	0.249
B9	0.139	0.221	0.262	0.218	0.235	0.252	0.205	0.215	0.170	0.233	0.223
B10	0.148	0.239	0.276	0.237	0.236	0.266	0.212	0.223	0.221	0.195	0.245
B11	0.130	0.209	0.247	0.216	0.214	0.253	0.193	0.207	0.202	0.224	0.171
B12	0.183	0.298	0.299	0.261	0.293	0.300	0.227	0.239	0.282	0.282	0.280
B13	0.177	0.282	0.293	0.248	0.283	0.297	0.217	0.238	0.282	0.284	0.287
B14	0.173	0.293	0.312	0.273	0.296	0.314	0.245	0.257	0.297	0.300	0.293
B15	0.167	0.218	0.254	0.224	0.260	0.269	0.176	0.186	0.181	0.226	0.216
B16	0.155	0.194	0.233	0.200	0.240	0.246	0.148	0.156	0.151	0.162	0.155
B17	0.150	0.200	0.231	0.196	0.238	0.236	0.167	0.176	0.172	0.186	0.180
B18	0.164	0.208	0.244	0.221	0.251	0.259	0.184	0.194	0.186	0.201	0.188
B19	0.177	0.221	0.293	0.251	0.280	0.289	0.209	0.223	0.204	0.206	0.196
B20	0.163	0.253	0.293	0.253	0.280	0.290	0.235	0.246	0.238	0.254	0.244

续表 4

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11
B21	0.178	0.264	0.318	0.281	0.307	0.319	0.282	0.286	0.260	0.275	0.267
B22	0.163	0.252	0.298	0.270	0.294	0.302	0.243	0.255	0.250	0.261	0.253
B23	0.111	0.147	0.184	0.155	0.168	0.174	0.130	0.140	0.136	0.146	0.144

B12	B13	B14	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	B22	B23
0.246	0.244	0.258	0.273	0.275	0.246	0.244	0.154	0.178	0.155	0.151	0.128
0.262	0.256	0.263	0.290	0.291	0.256	0.237	0.176	0.200	0.180	0.190	0.135
0.260	0.267	0.271	0.308	0.310	0.273	0.232	0.177	0.187	0.170	0.170	0.136
0.283	0.280	0.281	0.306	0.305	0.280	0.248	0.181	0.192	0.186	0.178	0.147
0.225	0.213	0.224	0.290	0.281	0.226	0.224	0.150	0.165	0.156	0.157	0.132
0.236	0.211	0.228	0.281	0.290	0.231	0.222	0.154	0.166	0.157	0.154	0.130
0.296	0.289	0.297	0.334	0.336	0.288	0.252	0.192	0.210	0.200	0.199	0.159
0.293	0.283	0.287	0.327	0.329	0.286	0.253	0.188	0.203	0.195	0.192	0.159
0.262	0.243	0.249	0.292	0.297	0.248	0.225	0.166	0.183	0.170	0.173	0.140
0.276	0.273	0.270	0.318	0.317	0.276	0.238	0.172	0.196	0.183	0.179	0.159
0.257	0.251	0.244	0.287	0.288	0.253	0.224	0.159	0.176	0.170	0.167	0.162
0.248	0.298	0.290	0.331	0.336	0.295	0.264	0.199	0.217	0.196	0.199	0.173
0.295	0.234	0.292	0.326	0.335	0.298	0.274	0.188	0.205	0.184	0.184	0.162
0.303	0.302	0.257	0.353	0.355	0.309	0.276	0.216	0.211	0.200	0.199	0.172
0.247	0.245	0.249	0.245	0.300	0.264	0.243	0.176	0.182	0.173	0.172	0.144
0.233	0.218	0.225	0.271	0.219	0.247	0.232	0.164	0.168	0.156	0.156	0.129
0.230	0.225	0.229	0.272	0.280	0.195	0.225	0.160	0.161	0.153	0.153	0.135
0.244	0.241	0.239	0.290	0.295	0.261	0.191	0.168	0.167	0.161	0.164	0.136
0.283	0.283	0.282	0.313	0.315	0.280	0.262	0.153	0.190	0.180	0.179	0.155
0.286	0.290	0.281	0.313	0.315	0.281	0.226	0.195	0.170	0.190	0.186	0.154
0.311	0.300	0.305	0.355	0.350	0.300	0.280	0.198	0.225	0.176	0.213	0.178
0.295	0.288	0.296	0.334	0.332	0.286	0.248	0.197	0.212	0.212	0.168	0.178
0.190	0.183	0.189	0.227	0.228	0.204	0.177	0.282	0.282	0.286	0.290	0.089

在综合影响矩阵 T 的基础上，根据步骤 6 分别计算得到各影响因素的影响度、被影响度、中心度和原因度，见表 5。然后绘制出医疗健康大数据资产化影响因素的因果关系图，见图 2。

表 5 综合影响矩阵分析

	影响因素	影响度	被影响度	中心度	排序	原因度	排序	因素属性
B1	数据来源	4.984	3.556	8.540	22	1.428	3	原因因素
B2	数据采集方法	5.259	5.314	10.573	12	-0.054	14	结果因素
B3	数据质量	5.282	6.108	11.389	6	-0.826	18	结果因素
B4	数据分类分级	5.489	5.303	10.792	7	0.186	10	原因因素
B5	数据安全	4.458	5.918	10.375	15	-1.460	19	结果因素
B6	隐私保护	4.491	6.159	10.651	8	-1.668	21	结果因素
B7	数据清洗	5.818	4.681	10.499	13	1.138	6	原因因素
B8	数据集成	5.677	4.955	10.631	10	0.722	8	原因因素
B9	数据变换	5.020	4.955	9.975	20	0.065	12	原因因素

续表 5

	影响因素	影响度	被影响度	中心度	排序	原因度	排序	因素属性
B10	数据分析	5.356	5.247	10.603	11	0.109	11	原因因素
B11	数据可视化	4.902	5.078	9.980	19	-0.176	16	结果因素
B12	成本管理	5.989	6.060	12.049	2	-0.071	15	结果因素
B13	运营管理	5.864	5.917	11.781	4	-0.053	13	结果因素
B14	标准管理	6.204	6.006	12.210	1	0.198	9	原因因素
B15	数据共享	5.019	6.937	11.956	3	-1.917	22	结果因素
B16	数据交易	4.460	6.980	11.439	5	-2.520	23	结果因素
B17	市场供需	4.549	6.085	10.634	9	-1.536	20	结果因素
B18	数据权属权益	4.857	5.496	10.353	16	-0.640	17	结果因素
B19	制度保障	5.424	4.163	9.587	21	1.261	4	原因因素
B20	软硬件设施	5.637	4.446	10.083	17	1.190	5	原因因素
B21	技术支持	6.227	4.189	10.416	14	2.038	1	原因因素
B22	人才队伍	5.887	4.172	10.059	18	1.715	2	原因因素
B23	科普宣传	4.262	3.390	7.653	23	0.872	7	原因因素

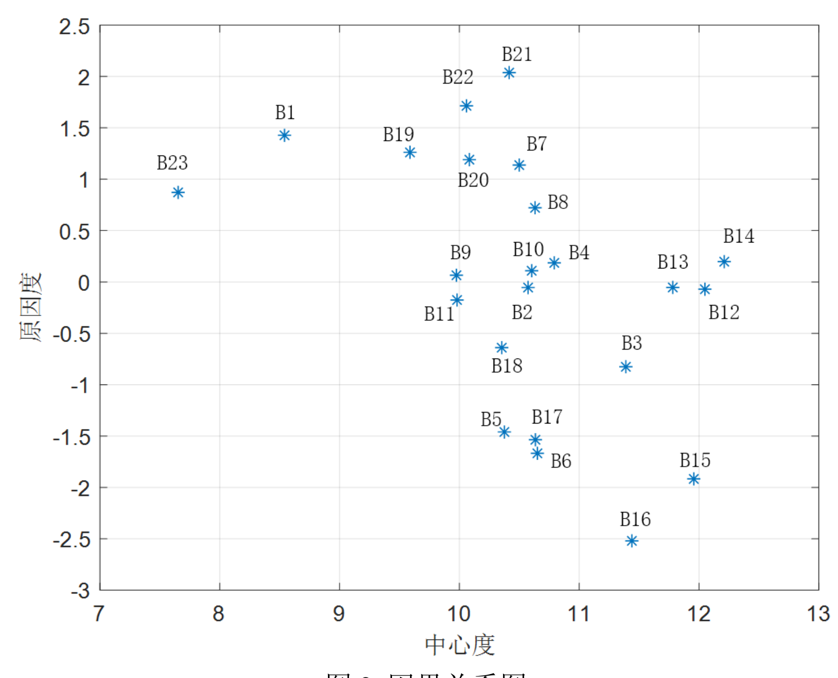


图 2 因果关系图

运用 MATLAB 软件求出综合影响矩阵 T 中所有元素的平均值 μ=0.23，标准差 σ=0.05，确定阈值 λ=μ+σ=0.28。综合影响矩阵 T 加上单位矩阵转化为整体影响矩阵 H。根据步骤 9 得出可达矩阵 K，见表 6。

表 6 可达矩阵 K

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11
B1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
B4	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0
B5	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0

续表 6

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8	B9	B10	B11
B6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
B7	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
B8	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0
B9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
B10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
B11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
B12	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1
B13	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1
B14	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1
B15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B19	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
B20	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
B21	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
B22	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
B23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

B12	B13	B14	B15	B16	B17	B18	B19	B20	B21	B22	B23
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0
1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	1
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

根据可达矩阵 K 按照步骤 10 和步骤 11，计算可达集、先行集和共同集，构建医疗健康大数据资产化影响因素层次表如表 7 所示，并绘制医疗健康大数据资产化影响因素 ISM 模型，如图 3 所示。

表 7 层次划分

层级	影响因素
L1	B1 数据来源，B16 数据交易
L2	B15 数据共享，B17 市场供需
L3	B2 数据采集方法，B3 数据质量，B5 数据安全，B6 隐私保护，B9 数据变换，B10 数据分析，B11 数据可视化，B18 数据权属权益
L4	B12 成本管理，B13 运营管理，B14 标准管理
L5	B4 数据分类分级，B7 数据清洗，B8 数据集成，B19 制度保障，B20 软硬件设施，B22 人才队伍
L6	B21 技术支持
L7	B23 科普宣传

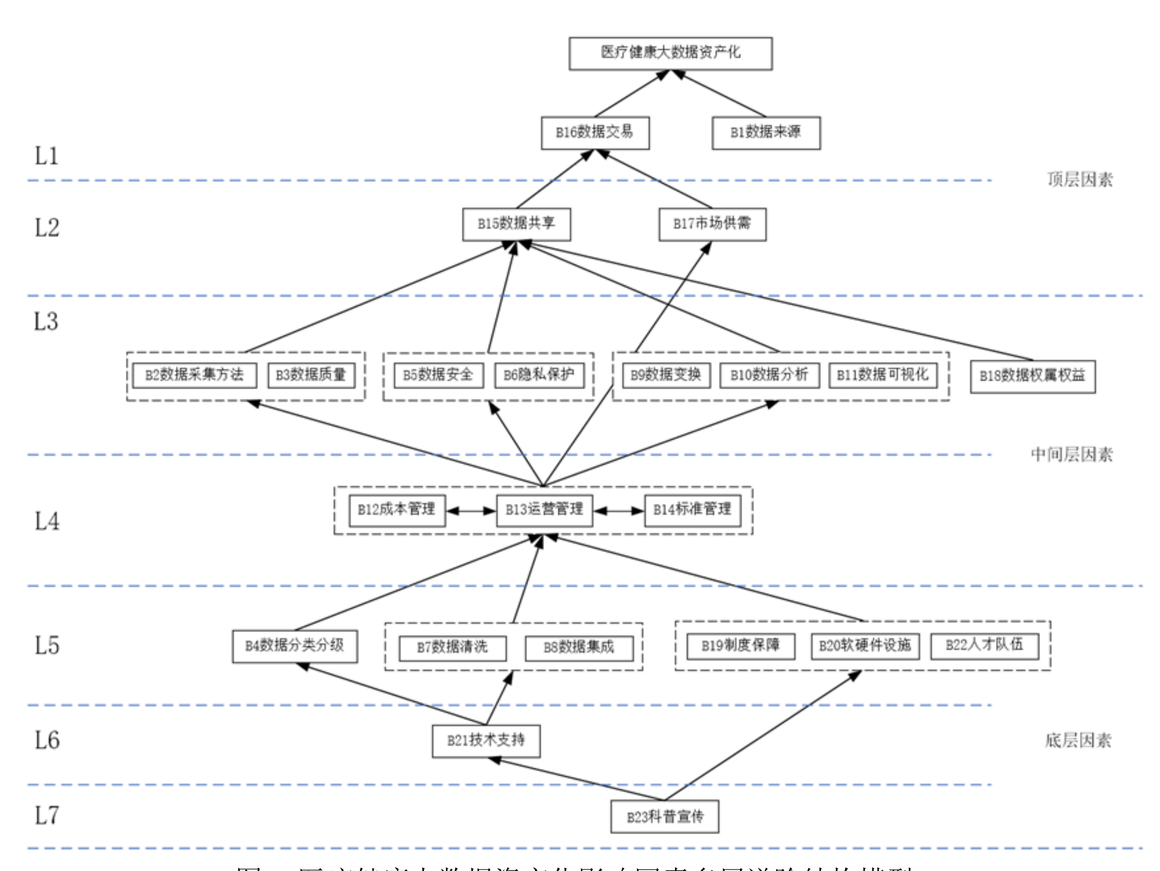


图 3 医疗健康大数据资产化影响因素多层递阶结构模型

4.2 结果分析

4.2.1 关键因素分析

（1）中心度分析

中心度反映的是各影响因素在医疗健康大数据资产化影响因素体系中的重要程度。从中心度来看，标准管理（B14）、成本管理（B12）、数据共享（B15）、运营管理（B13）、数据交易（B16）是 23 个影响因素中最大的 5 个，分别归属于数据管理（A4）和数据应用（A5），说明在医疗健康大数据资产化的过程中，最能影响资产化工作的是医疗健康大数据的管理以及不同主体间数据的共享与交易。标准管理、成本管理、运营管理三个因素的影

响度分别位列第二、第三、第五，说明这三个因素对其他因素的影响程度较大；被影响度分别位列第六、第七、第九，由医疗健康大数据资产化影响因素多层递阶结构模型可以看出数据管理三个因素与其他影响因素关系紧密。结合 ISM 模型图，数据交易、数据共享位于模型图的前两层，是影响医疗健康大数据资产化最基础的因素，且其被影响度也分别位列第一、第二，说明这两个因素也最容易受到其他因素的影响，由此可见数据交易、数据共享是影响因素中的关键性节点。

（2）原因度分析

根据原因度数值的正负可以将医疗健康大数据资产化影响因素分为原因因素与结果因素。根据研究发现，原因度较大的原因因素根据从大到小排序为技术支持（B21）、人才队伍（B22）、数据来源（B1）、制度保障（B19）、软硬件设施（B20）、数据清洗（B7）、科普宣传（B23）、数据集成（B8）、标准管理（B14）、数据分类分级（B4）、数据分析（B10）、数据变换（B9），这些因素具有较强的主动性，若能提升这些因素的作用，将促进其他结果因素的提升作用从而改善整个系统应用。相关环境（A6）中的制度保障、软硬件设施、技术支持、人才队伍、科普宣传均属于原因因素，表明所处制度、设施、技术、人才、宣传很大程度上会影响医疗健康大数据资产化的发生。医疗健康大数据作为资产化的主体，数据来源毫无疑问成为数据资产化的原因因素。数据清洗、数据集成、数据分析、数据变换属于数据处理阶段（A3），数据处理是数据应用与增值的关键步骤，是医疗健康大数据资产化关键的影响因素。标准管理是保障医疗健康大数据共享和交易的规范性约束，是医疗健康大数据资产应用和发展的重要基础，数据标准管理有利于打破数据孤岛、释放数据价值。数据分类分级是保障数据安全的前提，也是数据资产化的重要一环。

结果因素容易受到其他因素的制约。在 11 个结果因素中，数据交易（B16）、数据共享（B15）、市场供需（B17）结果度位列第一、第二和第四名，且其被影响度也位列前三名，说明作为医疗健康大数据资产化最为直观的三个维度，具有极强的被动性；隐私保护（B6）、数据安全（B5）结果度位列第三、第五，被影响度位列第三、第八，说明作为涉及群众信息与身体健康状况、具有较高敏感性的医疗数据，其隐私安全问题容易受其他因素影响。可以看出结果因素中位于前列的是数据应用维度（A5）与数据存储维度（A2），可以通过其他一系列因素的改善间接促进医疗健康大数据资产化。

4.2.2 多层递阶结构模型分析

（1）底层影响因素

底层因素属于根本性因素，包括 ISM 模型图中的 L5、L6 和 L7 层级。处于模型底层的因素有：数据分类分级（B4）、数据清洗（B7）、数据集成（B8）、制度保障（B19）、软硬件设施（B20）、人才队伍（B22）、技术支持（B21）、科普宣传（B23）。可以看出，促进医疗健康大数据资产化的低层次的因素与医疗健康大数据资产化过程中所处的环境、数据处理、数据存储相关。制度保障、软硬件设施、技术支持、人才队伍、科普宣传等相关环境因素（A6）都是医疗健康大数据资产化的基本保障，会影响数据的共享与交易，影响数据价值的实现以及数据资产化的进程。数据清洗、数据集成是数据处理维度（A3）的因素，能从多源数据、异构数据中抽取出满足特定需求和价值的数据，保证数据的准确性与可用性，为数据共享和交易做准备。数据分类分级属于数据存储维度（A2），是数据安全保护的重要基础，也是医疗健康大数据资产化面临的主要挑战之一。底层影响因素通过影响部分中间层因素进而影响顶层因素，往往能对医疗健康大数据资产化产生潜移默化的影响。

（2）中间层影响因素

中间层因素包括 ISM 模型图中的 L3 和 L4 层级，该层因素在模型中起到枢纽作用，通过对顶层的影响从而关联医疗健康大数据资产化的进程。处于模型中间层的因素有：数据采集方法（B2）、数据质量（B3）、数据安全（B5）、隐私保护（B6）、数据变换（B9）、

数据分析（B10）、数据可视化（B11）、数据权属权益（B18）、成本管理（B12）、运营管理（B13）、标准管理（B14）。中间层因素属于间接因素，其构成要素较为复杂，涉及到医疗健康大数据生命周期的各个阶段。成本管理、运营管理、标准管理属于数据管理维度（A4），数据管理目标是提高数据质量，确保数据安全，推进数据资源的整合、交易进程，也是连接底层影响因素与其他中间层因素的关键。数据采集方法、数据质量属于数据采集维度（A1），数据采集方式的不同会影响数据质量，保障数据质量才能发挥数据的价值。数据安全、隐私保护是数据存储维度（A2）下的因素，由于医疗行业的特殊性与医疗健康数据的敏感性，在医疗健康大数据资产化的过程中要加大医疗健康数据的隐私保护。数据变换、数据分析、数据可视化属于数据处理维度（A3），医疗健康数据只有经过不同程度的数据处理后才能进行数据共享和数据交易。数据权属权益是数据应用维度（A5）下的因素，是医疗健康数据安全有序流动和数据资产化的重要前提，会影响数据开发利用和市场化交易。中间层因素通过底层因素的参与作用到顶层因素进而间接对医疗健康大数据资产化产生影响。

（3）顶层影响因素

顶层因素包含 ISM 模型图中的 L1 和 L2 层级，该层因素是医疗健康大数据资产化的直接诱因，是促进医疗健康大数据资产化进程最直接的考量因素。处于模型顶层的因素有：数据交易（B16）、数据来源（B1）、数据共享（B15）、市场供需（B17）。数据共享、数据交易、市场供需属于数据应用维度（A5），说明数据应用对于推进医疗健康大数据资产化、实现数据价值创造具有重要作用。市场供需是医疗健康大数据资产化的根本动力，能够刺激数据共享、数据交易行为，而数据共享、交易是数据价值实现的表现，能够推动数据产业的发展。数据来源属于数据采集维度（A1），作为医疗健康大数据资产化的直接影响因素，如果数据来源的权威性、可靠性不足，将直接影响数据价值实现。要提升顶层因素表现的关键点在于解决底层因素和中间层因素存在的困境。

5 结论与建议

5.1 结论

本文针对医疗健康大数据资产化影响因素这一主题，基于现有文献资料并通过专家访谈法，结合数据生命周期理论提取出了 6 个维度和 23 个影响因素，邀请了 6 位医疗大数据专家对影响因素进行评价，并利用 Fuzzy-DEMATEL-ISM 方法对评价结果进行分析，识别出医疗健康大数据资产化的关键影响因素，并分析影响因素之间的内在关联，得到以下结论。

第一，底层影响因素包括相关环境、数据处理、数据存储维度。其中相关环境（制度保障、软硬件设施、技术支持、人才队伍、科普宣传）与数据处理（数据清洗、数据集成）维度的因素都是原因度较高的原因因素，是影响医疗健康大数据资产化最根本的因素，会持续长期影响整个系统中的其他因素。数据存储维度下的数据分类分级影响度、中心度较高，是保障数据安全的重要基础。如果对这些因素进行持续改善，进而影响中间层因素，将最终通过影响顶层因素来促进医疗健康大数据资产化。

第二，中间层影响因素较为复杂，涉及到医疗健康大数据生命周期的五个维度。数据管理维度（成本管理、运营管理、标准管理）在系统中影响度和中心度均较大，并且是连接 ISM 模型中底层影响因素和中间层影响因素的关键，对促进医疗健康大数据资产化具有非常深入的影响，需要重点关注。数据采集（数据采集方法、数据质量）、数据存储（数据安全、隐私保护）和数据应用（数据权属权益）维度的因素大多被影响较多，属于结果因素，会直接影响顶层因素进而影响医疗健康大数据资产化的进程。数据处理维度（数据变换、数据分析、数据可视化）为数据应用做准备，属于原因因素，会通过底层因素和部分中间层因素影响顶层因素。

第三，顶层影响因素包括数据应用、数据采集维度。数据应用维度（数据共享、数据交

易、市场供需）对医疗健康大数据资产化的影响最为直接，对该维度的部分因素采取有效的措施能够直接快速改善医疗健康大数据资产化过程中的障碍。数据采集维度下的数据来源因素是医疗健康大数据资产化非常重要的原因因素，会直接影响数据资产化的进程。

5.2 建议

由于相关环境为整个数据生命周期提供交流场所和空间，因此本文围绕相关环境并结合前面的分析，从医疗健康大数据生命周期的五个维度讨论了提升医疗健康大数据资产化的发展建议。

（1）数据采集：保证数据质量

数据采集作为数据资产化的基本步骤，通过采集权威可靠的数据影响顶层因素或直接影响医疗健康大数据资产化的进程。医疗健康大数据来源的不同影响数据采集的方式。目前医疗健康大数据主要来源于各大医疗机构，主要是患者就医行为产生的数据、临床数据以及实验数据等，该数据收集方式能确保数据真实可靠。此外，随着信息技术的发展，以物联网为支撑的可穿戴设备、温度、压力等监控设备能实时采集庞大的医疗健康数据，并且种类繁多；以移动通讯技术为支撑的智能终端实时全面采集的大量网络数据也是医疗健康大数据的主要内容之一。数据采集方式会影响数据质量，因此在医疗健康大数据采集时，要以医疗机构数据为主，监控设备数据、网络数据为辅，以保证数据质量。

（2）数据存储：保护数据隐私安全

数据存储通过相关制度、技术等环境的底层因素支撑，通过影响中间层因素进而影响顶层因素，间接影响医疗健康大数据资产化。由于医疗健康数据具有高度敏感性，要对医疗健康大数据进行分类分级，对隐私数据和涉密数据建立数据安全授权使用机制，辅助《数据安全法》《个人信息保护法》等相关法律法规的落地实施，降低隐私泄露风险。其次，面对日益复杂的数据环境，需要通过数据加密、数据容灾和备份、身份认证等技术确保医疗健康大数据存储安全。同时，相关医疗机构建立健全的行业自律机制，相关人员签署医疗健康大数据保密协议；政府要制定行业规范，加大泄露医疗健康大数据隐私的惩罚力度。

（3）数据处理：挖掘数据隐藏信息

数据处理过程最需要技术和懂技术的人等底层因素支持，以便通过中间层、顶层因素间接影响医疗健康大数据资产化的进程。数据处理阶段的主要任务就是对海量复杂的数据进行价值提炼，此过程中用到数据脱敏、数据挖掘、数据融合、数据可视化、预测性分析等大数据处理技术，需要大量懂技术的专业人员。而且医疗健康大数据资产化涉及医疗、管理学、法学、金融学等多个学科，需要兼顾医疗数据、大数据技术、数据安全、法律法规等复合型能力的人才。因此需要建立科学的培养机制，加强对技术型人才以及复合型人才的培养。同时还要注重物联网、云计算、人工智能等前沿理论知识与技术的灌输，注意实践能力与创新能力的培养。

（4）数据管理：提升数据管理效率

数据管理相关因素作为关键的中间层影响因素，能通过底层因素影响其他中间层因素和顶层因素，推进数据资产化。在复杂的数据环境中，医疗机构必须加大区块链、云计算、5G等新兴技术应用在数据生命周期各个阶段的覆盖，通过数据采集分析、分布式存储、精准识别与跟踪、数据溯源等技术，确保医疗健康大数据整个生命周期中的安全。由于医疗健康大数据及资产化涉及多个主体、多个医疗相关机构，不统一标准规范会造成数据混乱，后续统一数据格式与口径将花费大量人财物资源。因此需要制定数据采集存储等标准，建立统一的数据存储平台，在加快数据采集存储的同时降低成本，促进数据价值化的进程。

（5）数据应用：发挥数据价值能动性

数据应用相关因素作为数据资产化最直接的影响因素，要通过该部分因素改善医疗健康大数据资产化的障碍，多依赖底层和中间层影响因素。首先，基础数据权利制度的构建与完

善是数据交易和数据供给的基础[38]，要明确数据资产属性、数据权属权益，建立医疗健康大数据相关政策体系与法律体系，为医疗健康大数据资产化奠定基础。其次，医疗健康大数据作为一个复杂的资产化对象，政府部门需要规范各地医疗健康大数据的交易规则，建立公平、公正、公开的医疗健康大数据交易监管机制，明确负责医疗健康大数据的监督管理工作的监管部门、监管措施，以保障数据交易主体的利益。然后，在数据共享和交易过程中，涉及到多个主体协同监管，可以通过大数据、区块链、人工智能等监管技术，对数据进行智能识别与监察、数据溯源等，保障数据共享和交易过程中的隐私安全。

除了以上针对医疗健康大数据生命周期过程提出的建议外，医疗机构也可以联合线上平台、公众号等发布科普性知识，向广大群众宣传医疗健康大数据的价值、处理流程、应用领域、法律法规等知识，既可以消除群众对数据泄露的担心，又可以吸引相关人才的加入。

参考文献：

[1] 关于印发国家健康医疗大数据标准、安全和服务管理办法(试行)的通知[J].中华人民共和国国家卫生健康委员会公报,2018(07):7-11.

[2] 郭子菁,罗玉川,蔡志平,等.医疗健康大数据隐私保护综述[J].计算机科学与探索,2021,15(03): 389-402.

[3] 胡瑶琳,余东雷,王健.“健康中国”背景下的健康医疗大数据发展[J/OL].社会科学家,2022(03):79-87[2022-06-04].http://kns.cnki.net/kcms/detail/45.1008.C.20220531.1728.032.html

[4] Peterson R E. A Cross Section Study of the Demand for Money: The United States [J]. The Journal of Finance, 1974,29(1):73-88.

[5] 赵林度.资产与权利:健康数据银行[M].北京:科学出版社,2021:73.

[6] 都平平,李雨珂,陈越.高校科研数据资产化存储及数据复用权益许可研究[J].图书情报工作,2022,66(03):45-53.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2022.03.006.

[7] Han M, Geum Y. Roadmapping for data: Concept and typology of data-integrated smart-service roadmaps [J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2022,69(1):142-154.

[8] 张鹏,蒋余浩.政务数据资产化管理的基础理论研究：资产属性、数据权属及定价方法[J].电子政务,2020(09):61-73.DOI:10.16582/j.cnki.dzzw.2020.09.006.

[9] Nolin J M. Data as oil, infrastructure or asset? Three metaphors of data as economic value [J]. Journal of Information, Communication and Ethics in Society, 2020,18(1):28-43.

[10] Chen P, Cai B. Evaluation model of power data assets based on EWM-TOPSIS [C]. 2020 5th International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE), 2020:1379-1382.

[11] 王柯元,于雷,颜拥,等.基于区块链的电力数据资产化及交易系统设计[J].东北大学学报(自然科学版),2021,42(02):166-173.

[12] 李锦狄,刘建戈,张鹏宇,等.关于电网数据资产化与价值评估的探索[J].中国信息化,2020(12):67-68.

[13] 纪婷婷,甘似禹,刘春花,等.数据资产化与数据资产增值路径研究[J].管理观察,2018(18):157-160.

[14] Hariri R H, Fredericks E M, Bowers K M. Uncertainty in big data analytics: Survey, opportunities, and challenges [J]. Journal of Big Data, 2019,6(1):44.

[15] 尤建新,徐涛.基于多准则决策方法的数据资产质量评价模型[J].同济大学学报(自然科学版),2021,49(04):585-590.

[16] 李洪晨,马捷,胡漠.面向健康医疗大数据安全保护的医疗区块链模型构建[J].图书情报工作,2021,65(02):37-44.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2021.02.004.

[17] Bishop W, Grubesic T H. Data Lifecycle [M]. Geographic Information,2016.

[18] 肖瑷,卢雅雯,吕智慧,等.生物医疗大数据隐私安全保障机制研究[J].计算机应用与软件,2021,38(02):318-322.

[19] 吴丹,马乐.基于可穿戴设备的医疗健康数据生命周期管理与服务研究[J].信息资源管理学报,2018,8(04):

15-27.DOI:10.13365/j.jirm.2018.04.015.
[20] Michener W K, Jones M B. Ecoinformatics: Supporting Ecology as a Data-Intensive Science [J]. Trends in Ecology & Evolution, 2012,27(2):85-93.
[21] Attard J, Orlandi F. A systematic review of open government data initiatives [J]. Government Information Quarterly, 2015,32(4):399-418.
[22] 曹秀丽,赖朝新.E-Science 环境下科研—数据双生命周期模型初步研究[J].情报理论与实践,2022,45(06):157-163.DOI:10.16353/j.cnki.1000-7490.2022.06.021.
[23] 赵林度. 数据—价值—驱动：医疗服务资源均等化[M]. 北京：科学出版社,2019.
[24] 李晗.新加坡南洋理工大学科研数据管理探究与启示——基于数据生命周期视角[J].图书馆学研究,2022(02):68-73.DOI:10.15941/j.cnki.issn1001-0424.2022.02.006.
[25] 黄静,周锐.基于信息生命周期管理理论的政府数据治理框架构建研究[J].电子政务,2019(09):85-95.DOI:10.16582/j.cnki.dzzw.2019.09.009.
[26] 张帆,李春光.数据流通交易平台的全生命周期治理路径研究[J].学习与实践,2022(05):78-84.DOI:10.19624/j.cnki.cn42-1005/c.2022.05.005.
[27] 汪火明,孙润康,任宇飞,等.基于数据分级的医疗大数据中心数据安全管理策略研究[J].中国医院管理,2022,42(10):64-67.
[28] 江洪,王春晓.基于科学数据生命周期管理阶段的科学数据质量评价体系构建研究[J].图书情报工作,2020,64(10):19-27.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2020.10.003.
[29] 陆莉,沙勇忠,徐雪峰.基于生命周期的公共安全数据管理模型研究[J].图书与情报,2019(04):13-21.
[30] 黄倩倩,王建冬,陈东,等.超大规模数据要素市场体系下数据价格生成机制研究[J].电子政务,2022(02):21-30.DOI:10.16582/j.cnki.dzzw.2022.02.003.
[31] 吴文臣,郭伟伟.基于全生命周期管理角度的大数据安全技术研究[J].通信电源技术,2021,38(04):161-163.DOI:10.19399/j.cnki.tpt.2021.04.053.
[32] LIN R J. Using fuzzy DEMATEL to evaluate the green supply chain management practices [J]. Journal of Cleaner Production, 2013,40:32-39.
[33] Warfield J N. SOCIETAL SYSTEMS Planning, Policy and Complexity [J]. Cybernetics and Syetems, 1978,8(1),113–115.
[34] 翟运开,张倩,赵栋祥.疫情防控常态化下患者双渠道就诊满意度影响因素研究[J].图书情报工作,2022,66(03):118-129.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2022.03.013.
[35] 赵希男,肖彤.基于模糊 DEMATEL-ISM 方法的员工绿色行为影响因素研究[J].科技管理研究,2021,41(05):195-204.
[36] 袁红,王焘.政府数据开放可持续发展关键影响因素识别与作用机理分析[J].图书情报工作,2022,66(09):53-65.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2022.09.006.
[37] OPRICOVIC S, TZENG G H. Defuzzification within a multicriteria decision model [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2003,11(5):635-652
[38] 武长海,常铮.论我国数据权法律制度的构建与完善[J].河北法学,2018,36(02):37-46.DOI:10.16494/j.cnki.1002-3933.2018.02.004.

作者贡献说明：

翟运开：论文选题，大纲拟定，框架设计；
刘冰琳：数据处理与分析、论文写作；
王宇：论文内容审定，论文修改。

Research on the Influencing Factors of Medical and Health Big Data Assetization from the Perspective of Data Life Cycle: An Empirical Analysis Based on Fuzzy-DEMATEL-ISM Method*

Zhai Yunkai[1,2,3], Liu Binglin[1], Wang Yu* [1,3]

[1]School of Management, Zhengzhou University　Zhengzhou　450001

[2]The First Affiliated Hospital of Zhengzhou University　Zhengzhou　450052

[3]National Engineering Laboratory for Internet Medical Systems and Applications　Zhengzhou　450052

Abstract: [Purpose/Significance] The current slow progress of medical and health data assetization at home and abroad has seriously affected the implementation of the national medical and health big data strategy and industrial development. It is important to find out the key influencing factors affecting medical and health big data assetization and propose targeted countermeasures to tap the potential value of medical and health big data. **[Method/Process]** Firstly, based on the combination of literature analysis and expert interview, this paper identifies the influencing factors of medical and health big data assetization. Then, based on Fuzzy-DEMATEL-ISM method, the factor ranking and the association relationships among factors are identified. Finally, based on the analysis results of influencing factors, the promotion strategies of medical and health big data assetization are proposed. **[Result/Conclusion]** The study finds that medical and health data assetization is affected by 23 factors from 6 dimensions, including data acquisition, data storage, data processing, data management, data application and related environment. Among them, four factors, such as data sharing and data trading, are the most direct influencing factors of medical and health big data assetization; 11 factors, such as standard management and privacy protection, are the key factors connecting the bottom and top layers; 8 factors, such as technical support and data integration, are the root influencing factors of medical and health big data assetization. Based on the research conclusion, suggestions are put forward to promote medical and health big data assetization from 5 dimensions of the life cycle of medical and health big data around the related environment.

Keywords: Medical and Health Big Data　Data Assetization　Data Life Cycle　Fuzzy-DEMATEL-ISM Method